ISSN 1561-5359. Штучний інтелект, 2018, № 2

УДК 004.891

С.Н. Коновалов, А.А. Егошина
Одесский национальный морской университет, Украина
ул. Мечникова, 34, Одесса, 65029

ОСОБЕННОСТИ РАЗРАБОТКИ ИСКУССТВЕННОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ГИБРИДНОЙ ЭКСПЕРТНОЙ СИСТЕМЫ

S.N. Konovalov, A.A. Yegoshyna
Odessa National Maritime University, Ukraine
34, Mechnikova st., Odessa, 65029

PECULIARITIES OF DEVELOPMENT OF THE ARTIFICIAL NEURAL NETWORK OF THE HYBRID EXPERT SYSTEM

В предложенной статье были описаны основы разработки искусственной нейронной сети в качестве одной из составных частей гибридной экспертной системы для противоаварийного управления. Рассмотрено функционирование нейронов, их реакция при различных условиях работы. Также представлена многослойная рекуррентная искусственная нейронная сеть, с использованием метода обратного распространения ошибки, в общем виде, и показано её обучение. Помимо этого, описано применение подобной сети для анализа и прогнозирования состояния работоспособности сложной технической системы.

Ключевые слова: искусственная нейронная сеть, гибридная экспертная система, противоаварийное управление, нейрон, обучение, анализ и прогнозирование, сложная техническая система

The proposed article described the basics of developing an artificial neural network as one of the components of a hybrid expert system for antifault control. The functioning of neurons, their reaction under various operating conditions are considered. A multilayer recurrent artificial neural network is also represented, using the method of back propagation of the error, in general form, and its training is shown. In addition, the application of such a network for analyzing and predicting the state of health of a complex technical system is described.

Keywords: artificial neural network, hybrid expert system, antifault control, neuron, training, analysis and forecasting, complex technical system

Введение

На современных судах безотказную работу сложных технических систем (СТС) различных конструкций гарантируют гибридные экспертные системы (ГЭС). Наиболее распространены ГЭС, одним из основных компонентов которых являются искусственные нейронные сети (ИНС) [1-4]. ИНС представляет собой математическую модель, которая воспроизводит деятельность нервной системы живых организмов.

Отсюда следует, что разработка ГЭС, одним из основных компонентов которых являются ИНС, для противоаварийного управления СТС является актуальной задачей.

Постановка проблемы

Разработка и исследование ИНС, которая будет составной частью ГЭС, необходимой для противоаварийного управления СТС.

Анализ основных исследований и публикаций

Наиболее достоверные результаты ИНС получают, используя такие свойства как обучение, а также обобщение. В условиях изменяющейся внешней среды, при противоаварийном управлении, способность ИНС к обучению является значимым преимуществом. Другим преимуществом использования ИНС относительно формализованных экспертным путём зависимостей переменных является более точная аппроксимация мнения эксперта [5]. Несмотря на вышеуказанные преимущества, для ИНС характерны и недостатки, способные влиять на точность вычислений в результате работы ГЭС, например, необходимость привлекать обучающую выборку.

Из данного анализа исследований и публикаций следует, что создание ИНС для ГЭС по-прежнему остаётся актуальным в

силу нерешённых на сегодняшний день задач, а также из-за новых методов исследований и новых взглядов на роль различных результатов, возникших в процессе разработки искусственного интеллекта [6].

Цель исследования

Целью данного исследования является обеспечение противоаварийной работы СТС.

Изложение основного материала

Представленная в данной статье ИНС состоит из нейронов, каждый из которых имеет один вход и нескольких выходов. Работа этих нейронов зависит от нескольких факторов: значений входных сигналов, весов синапсов, вероятности срабатывания нейрона и т.п. Состояние или потенциал нейрона P определяется по формуле:

$$P = \sum_{i=1}^{n} q_i x_i p_i \quad (1)$$

где n – количество входов нейрона;

q_i – весовой коэффициент i-го нейрона;

x_i – входной сигнал i-го нейрона;

p_i – вероятность срабатывания i-го нейрона.

Вероятность срабатывания i-го нейрона p_i вычисляется по формуле теории надёжности:

$$p_i(t) = 1 - \exp\left[-\int_0^T \lambda_i(t) d\tau\right], \quad (2)$$

где $\lambda_i(t)$ – интенсивность срабатывания i-го нейрона, зависящая от времени.

Сумма поступивших сигналов, которая передаётся на нейрон, преобразуется в выходной сигнал нейрона $f(P)$ при помощи передаточной функции:

$$y = f(P). \quad (3)$$

Передаточная функция может быть ступенчатой (пороговой) линейной или нелинейной.

В качестве нелинейной будет использоваться сигмоидальная функция, которая имеет следующий вид:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-\alpha x}}, \quad (4)$$

где α – коэффициент, определяющий крутизну нелинейной функции. При $\alpha \to \infty$ функция (4) стремится к ступенчатой (пороговой) функции (5), а при $\alpha \to 0$ к линейной функции (6).

$$y = \begin{cases} 1_при_P > П, \\ 0_при_P = П, \\ -1_при_P < П \end{cases}, \quad (5)$$

где $П$ – некоторая постоянная величина.

$$y = \alpha P. \quad (6)$$

Также сигмоидальная функция удобна тем, что дифференцируема на всей оси абсцисс и имеет простую производную:

$$f'(x) = \alpha f(x)(1 - f(x)). \quad (7)$$

Нейронная сеть обучается методом, который включает в себя метод обратного распространения ошибки [7] и рекуррентный метод. Метод обратного распространения более медленный, т.к. требует большего числа итераций, однако при недостатке данных для рекуррентного метода удобнее использовать его.

ИНС для ГЭС в общем виде представляет собой многослойный перцептрон, имеющий несколько скрытых слоёв и, помимо этого, слой рекуррентных нейронов. Каждый слой содержит в себе N_d элементов, $d = 1,...,M$, а также рекуррентный слой R. Элементы обозначены $EL_i^d, i = 1,...,N_d$. В выходном слое содержатся значения работоспособностей элементов СТС, из значений которых вычисляется работоспособность СТС W. На входы поступают значения факторов и критериев работоспособности (рис. 1).

Применён рекуррентный метод наименьших квадратов с учётом вероятности срабатывания отдельно взятого нейрона. Мера погрешности описывается следующим выражением:

$$E(n)=\sum_{i=1}^{n} r^{n-t} \sum_{j=1}^{N_M} \varepsilon_j^{(M)^2}(t), \quad (8)$$

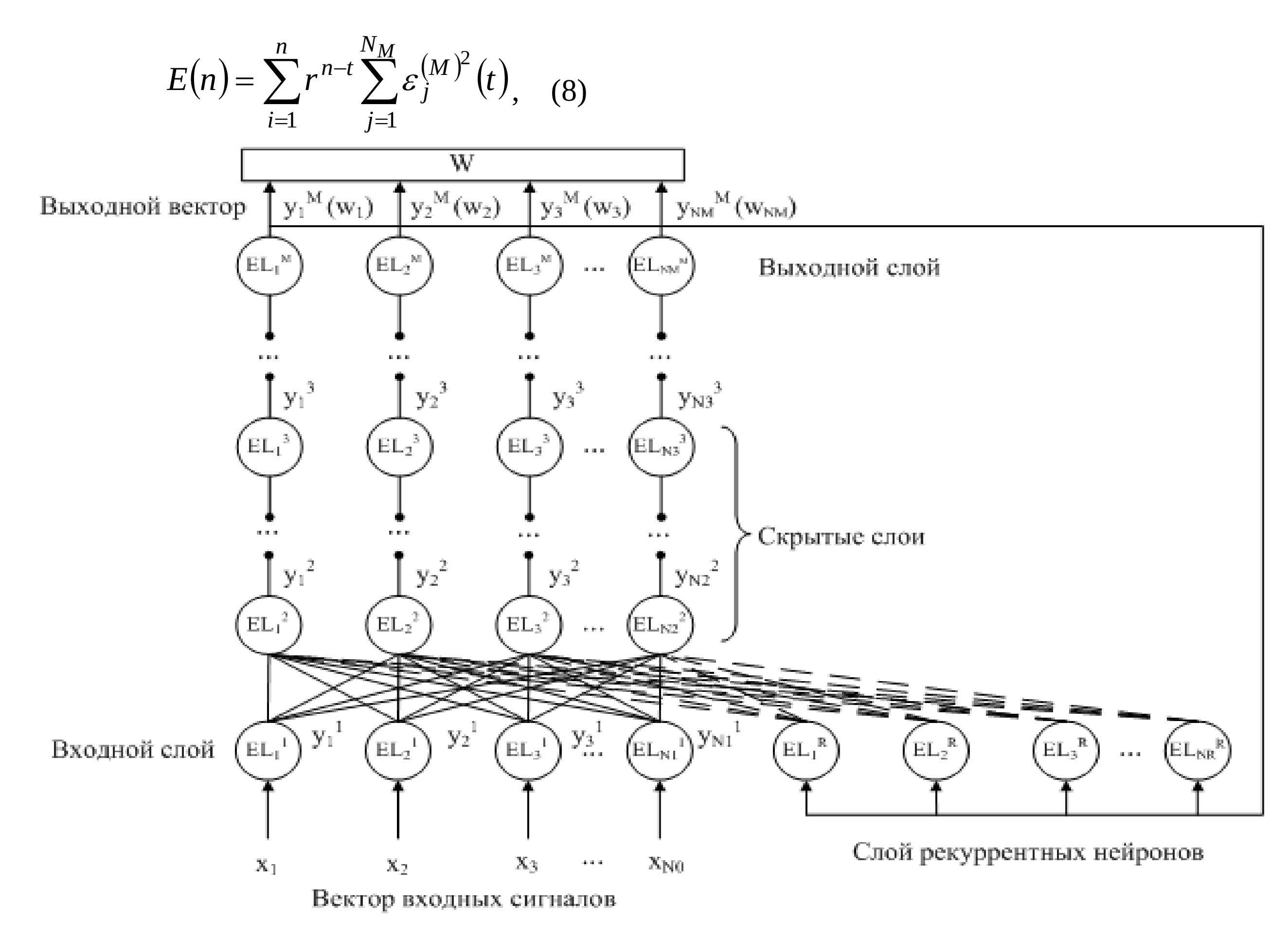


Рис. 1. Схема многослойной рекуррентной ИНС

где n – общее количество нейронов;

i – номер нейрона;

j – номер входного сигнала;

r – коэффициент забывания;

M – количество слоёв;

d – номер слоя;

ε – погрешность

$$\varepsilon_j^{(M)^2}(t)=\left[s_j^{(M)}(t)-f\left(\begin{array}{l} x^{(M)^T}(t)\times \\ \times q_j^{(M)}(n)p_j^{(M)} \end{array}\right)\right]^2, \quad (9)$$

где s – эталонный сигнал сети.

Для примера рассмотрим использование ИНС в ГЭС для СТС, состоящей из 4 технических узлов. Переменные w_1, w_2, w_3, w_4 – это работоспособности технических узлов СТС, а W – общая работоспособность СТС. Данные переменные имеют нейросетевую зависимость и принимают значение от 0 до 100. Значения работоспособностей СТС по некоторым временным рядам $v(t_z)$, где z – порядковый номер временного ряда, и анализ общей работоспособности СТС по ним, показаны в табл. 1.

Таблица 1. Работоспособности СТС

Временной ряд $v(t_z)$	Данные				
	w_1	w_2	w_3	w_4	W
$v(t_1)$	80	83	67	71	89,8757
$v(t_2)$	81	95	64	72	91,6358
$v(t_3)$	90	87	74	88	91,7097
$v(t_4)$	78	69	84	89	92,2987

При помощи пакета Matlab – Network/Data Manager была смоделирована

ИНС такой СТС и осуществлён прогноз данных. Также было произведено обучение сети. Результаты обучения представлены на рис. 2.

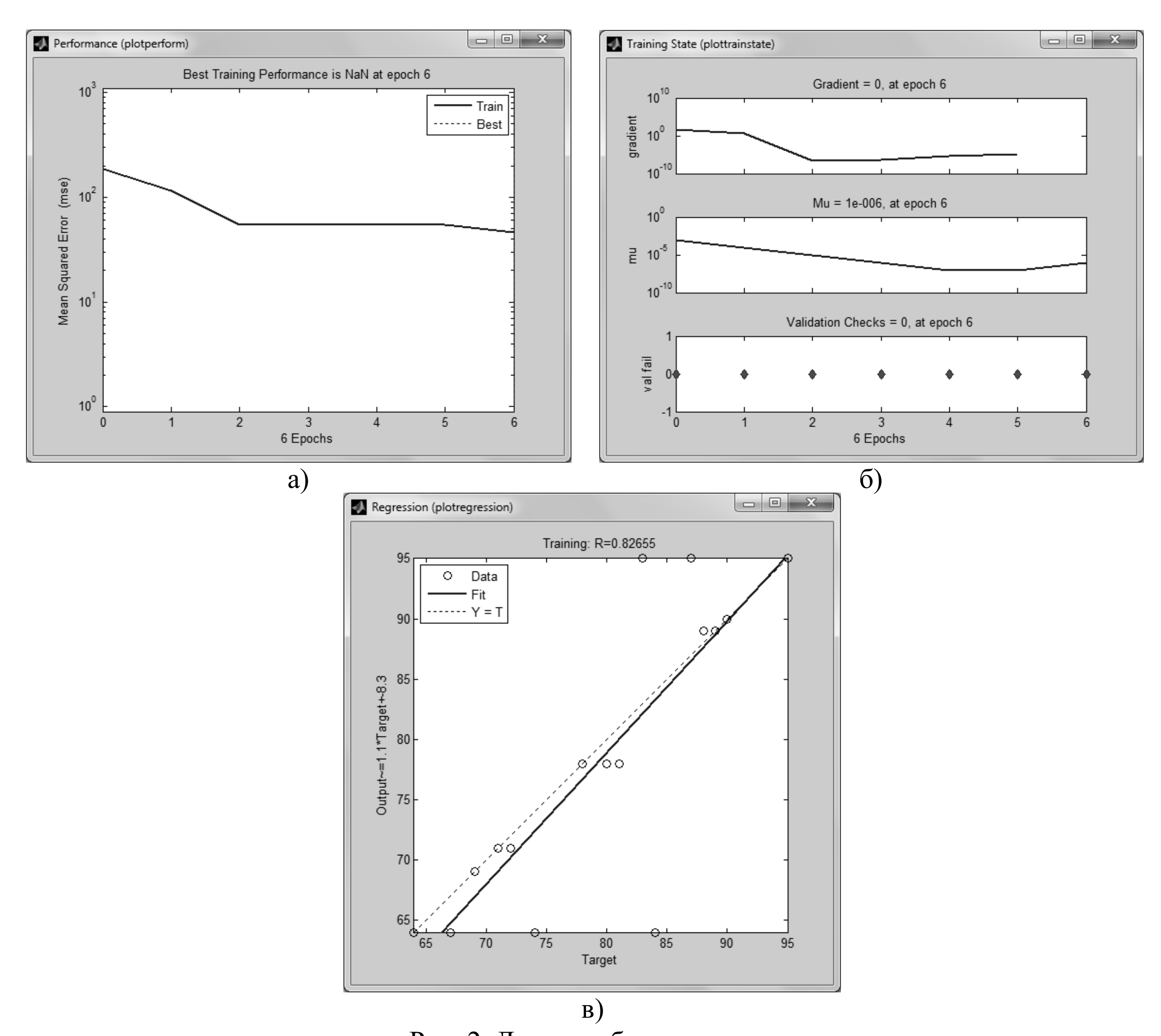


Рис. 2. Данные обучения сети:
а) – производительность, б) – состояние обучения, в) – регрессия

После этого была рассчитана работоспособность СТС, опираясь на данные прогноза: w_1 – 78, w_2 – 69, w_3 – 64, w_4 – 89. В итоге работоспособность СТС W составила 87,8616. При этом средняя ошибка прогнозирования достаточно мала и составила 1,125.

Выводы

Предложенная в данной работе модель ИНС позволяет работать с большим диапазоном данных для ГЭС. Несмотря на такую специфику работы, она способна избегать сбоев и ошибок ввиду способности к обучению, а также многофункциональности при вычислениях. Данные, полученные при моделировании нейронной сети, а именно результаты обучения за 6 эпох и средняя ошибка прогноза 1,125, только подтверждают важную роль ИНС в ГЭС для противоаварийного управления СТС.

Литература

1. Vychuzhanin, V.V., Konovalov, S.N., Vychuzhanin, A.V. (2017) Development of antifault control method with hybrid expert system. *Materials of the VI International Scientific-Practical Conference «Information Control Systems and Technologies»*, Odessa: ONMU, 203–205.
2. Liebowitz J. (1997) Worldwide Perspectives and Trends in Expert Systems. An Analysis Based on the Three World Congresses on Expert Systems. *American Association for Artificial Intelligence*, Volume 18, 2, 115–119. doi: 10.1609/aimag.v18i2.1297. [Online]. Available: https://doi.org/10.1609/aimag.v18i2.1297.
3. Polach, P., Valenta, J., Jirsik, V. (2010) Hybrid expert system shell. *Proceedings of the 4th European computing conference*., 148–153.
4. Sahin, S., Tolun, M.R., Hassanpour, R. (2012) Hybrid expert systems: A survey of current approaches and applications. *Expert Systems with Applications*, 39, 4609–4617. doi: 10.1016/j.eswa.2011.08.130.
5. Пятковский, О.И., Габова, М.А. (2013) Построение модели оценки потенциала инновационного проекта и её оценки на основе гибридных экспертных систем. *Управление, вычислительная техника и информатика*, 101–104. doi: 10.14258/izvasu(2013)1.2-20.
6. Ручкин, В.Н., Фулин, В.А. (2009) *Универсальный искусственный интеллект и экспертные системы*. СПб.: БХВ-Петербург, 240.
7. Vychuzhanin, V.V., Konovalov, S.N. (2017) Method for antifault control of complex technical systems. *Development of transport, a collection of scientific works*. Odessa: ONMU, 1(1), 45-59.

References

1. Vychuzhanin, V.V., Konovalov, S.N., Vychuzhanin, A.V. (2017) Development of antifault control method with hybrid expert system. *Materials of the VI International Scientific-Practical Conference «Information Control Systems and Technologies»*, Odessa: ONMU, 203–205.
2. Liebowitz J. (1997) Worldwide Perspectives and Trends in Expert Systems. An Analysis Based on the Three World Congresses on Expert Systems. *American Association for Artificial Intelligence*, Volume 18, 2, 115–119. doi: 10.1609/aimag.v18i2.1297. [Online]. Available: https://doi.org/10.1609/aimag.v18i2.1297.
3. Polach, P., Valenta, J., Jirsik, V. (2010) Hybrid expert system shell. *Proceedings of the 4th European computing conference*., 148–153.
4. Sahin, S., Tolun, M.R., Hassanpour, R. (2012) Hybrid expert systems: A survey of current approaches and applications. *Expert Systems with Applications*, 39, 4609–4617. doi: 10.1016/j.eswa.2011.08.130.
5. Pjatkovskij, O.I., Gabova, M.A. (2013) Postroenie modeli ocenki potenciala innovacionnogo proekta i ejo ocenki na osnove gibridnyh jekspertnyh sistem. *Upravlenie, vychislitel'naja tehnika i informatika*, 101–104. doi: 10.14258/izvasu(2013)1.2-20
6. Ruchkin, V.N., Fulin, V.A. (2009) *Universal'nyj iskusstvennyj intellekt i jekspertnye sistemy*. SPb.: BHV-Peterburg, 240.
7. Vychuzhanin, V.V., Konovalov, S.N. (2017) Method for antifault control of complex technical systems. *Development of transport, a collection of scientific works*. Odessa: ONMU, 1(1), 45-59.

RESUME

S.N. Konovalov, A.A. Yegoshyna

Peculiarities of development of the artificial neural network used in the hybrid expert system

This article describes the value and basis for the development of research of artificial neural networks as one of the major's compiling of hybrid expert systems used for emergency management in complex technical systems. An analysis of the main studies and publications was carried out, which resulted in the identification of the main features and shortcomings of the neural network method, as the basis for hybrid expert systems, in relation to other popular methods for antifault control. The functioning of neurons was considered. A description of their structure, main characterristics, as well as reaction under various operating conditions, which affect the reliability of data showing the performance characterristics of a complex technical system is presented. In particular, the state or potential of the neuron, the probability of operation of this particular neuron, the output signal of the neuron were considered. The output signal of a neuron is represented by a transfer function, which, in turn, is of three types: stepwise (threshold) linear or non-linear. With the description of individual neurons, a transition is made to the general structure of the artificial neural network. A method is presented, in which a multilayer recurrent artificial neural network is used, with an additional application of the back propagation method of the error, in general, and its training is shown. These methods are mutually complementary. The artificial neural network itself is a multilayer perceptron that has several hidden layers and a layer of recurrent neurons. In addition, it describes the use of such a network for analyzing and forecasting the state of operability for a single complex technical system, which consists of four technical nodes. As a result, data were obtained in training the network, as well as the forecast data itself, which had a high degree of reliability, which confirms the important role of artificial neural networks in hybrid expert systems for antifault control of complex technical systems.

Надійшла до редакції 01.10.2018

